

論文 92-29B-10-5

신경 회로망을 이용한 로봇의 동력학적 시각 서보 제어

(Dynamic Visual Servo Control of Robot Manipulators
Using Neural Networks)

朴 宰 奭*, 吳 世 泳**

(Jae Seock Park and Se Young Oh)

要 約

불확실한 환경 변화에 대해 정확한 제어를 하기 위해서는 작업 공간상에서의 제어가 필수적이라고 여겨지고 있다. 이러한 관점에서 본 논문에서는 신경회로를 기초로한 새로운 로봇의 동력학적 시각 서보 제어를 제안하였다. 제안된 제어기는 관절각 좌표계와 영상 좌표계 사이의 변환을 역전파 신경회로로 학습한 후 이 신경회로의 역 자코비안을 구함으로써 영상 좌표계의 오차가 주어졌을 때 서보 명령을 계산하는 영상 서보 선형 제어기와 매 제어 싸이클마다 로봇의 국부 동력학적 특성을 Adaline신경회로로 추측하여 동력학적 특성에 의해 발생한 오차를 보상하는 영상 동력학적 제어기로 구성된다. 모의 실험에서는 영상 좌표계에서 로봇의 동력학적 특성을 보상하여 주어진 궤적을 정확하게 추적할 수 있는 제안된 시각 서보 제어기의 우수한 성능을 보였고 기술자의 행동을 로봇이 모방하게 하는 기술 습득 시스템의 가능성을 제시하였다.

Abstract

For a precise manipulator control in the presence of environmental uncertainties, it has long been recognized that the robot should be controlled in a task-referenced space. In this respect, an effective visual servo control system for robot manipulators based on neural networks is proposed. In the proposed control system, a Backpropagation neural network is used first to learn the mapping relationship between the robot's joint space and the video image space. However, in the real control loop, this network is not used in itself, but its first and second derivatives are used to generate servo commands for the robot. Second, an Adaline neural network is used to identify the approximately linear dynamics of the robot and also to generate the proper joint torque commands. Computer simulation has been performed demonstrating the proposed method's superior performance. Furthermore, the proposed scheme can be effectively utilized in a robot skill acquisition system where the robot can be taught by watching a human behavioral task.

I. 서 론

오래전부터 정확한 로봇의 제어를 위해서는 작업 환경 공간(Task-referenced Space)에서의 제어가 필수적이라고 인식되어지고 있다. 작업 환경 공간에서의 제어란 관절각 공간(Joint Angle Space)의 데이터가 아닌 작업 공간의 위치, 속도, 힘등을 특정한 센서(Sensor)로

*準會員, **正會員, 浦項工科大学 電子電氣工學科
(Dept. of Elec. Eng., Pohang Inst. of Science & Technology)

接受日字: 1992年 1月 31日

(※ 본 논문은 한국과학재단, 산업과학기술 연구소, 한국과학재단 지정 제어계측 신기술 연구센터의 지원으로 연구되었음.)

부터 얻어 이로부터 직접 로봇의 제어명령을 찾는 제어 방식을 말한다. 작업 공간의 데이터를 얻을 수 있는 대표적인 센서는 카메라와 같은 시각 센서이다. 현대의 로봇 시스템이 추구하는 궁극적인 목표가 '사람의 기능을 닮은 로봇을 구현하는 것'이라는 측면에서 보면 로봇 시스템에 사람의 눈에 해당하는 시각 센서를 이용함으로써 작업 환경 공간에서의 제어를 이루는 것은 지극히 당연한 일이라 할 수 있다. 로봇에 시각 센서를 사용함으로써 얻을 수 있는 장점으로는 목표물체 혹은 목표지점과 로봇의 실제 위치를 카메라로부터 직접 받아들일 수 있으므로 화상(Image)위에서 이들 위치의 차, 즉 화상 오차값을 줄이도록 제어할 수만 있으면 불확실한 환경변화에 잘 적응할 수 있는 완전한 폐회로 제어(Closed Loop Control)를 이룰 수 있다는 것이다. 작업 환경 데이터로부터 로봇의 제어명령을 계산하기 위해서는 기본적으로 센서 출력에서 관절각 공간으로의 변환식이 필수적이다. 이 변환식이 주어지면 그것의 역 자코비안을 이용하여 작업 환경 공간상의 오차 신호로부터 로봇의 제어 명령을 계산할 수 있게 된다. 그러나, 이러한 변환식은 일반적으로 복잡하고 비선형인 함수로 구성되어 있기 때문에 쉽게 구할 수 없는 경우가 대부분이다. Cartesian(직교 좌표계) Based Control Scheme의 경우가 변환식은 3차원 시각 알고리즘과 로봇의 역기구학이 합성된 형태의 함수이고 작업 환경 공간인 영상 좌표계의 오차 신호로부터 제어명령을 주기 위해서는 이 합성 함수의 역 자코비안을 구해야 하지만 이러한 과정은 보통 복잡하고 많은 계산이 필요하며 카메라와 로봇의 Calibration 문제 등 여러가지 문제점을 가지고 있다.

근래에, 이러한 문제점을 보완하고 화상 데이터로부터 로봇의 제어명령으로의 함수관계를 반복적인 방법으로 구하는 화상에 기초한 적응제어(Adaptive Control)에 대한 관심이 높아지고 있다. 적응제어에서는 입출력 함수를 일반적인 형태로 가정하고 입출력 데이터로부터 반복적으로 가정된 형태의 Parameter들을 구함으로써 원래의 함수관계를 찾는다는 것이 그 특징이다. 그러나 원래의 함수관계를 일반적으로 단순화한 함수 형태로 가정하였기 때문에 정확한 함수를 찾기 힘들고 계산량이 많으며 잡음에 약하여 실제 제어 시스템에 사용되는 예는 거의 없다.

최근에 수학적인 묘사가 어려운 함수의 표현과 환경에의 적응 능력을 가지는 것으로 인식되어지는 신경 회로망(Neural Network)의 연구가 활발히 진행됨에 따라 신경 회로망을 이용하여 위의 문제점들을 해결하려는 학자들이 늘고있다. 그 대표적인 예로, Kuperstein^[1]이 제안한 영상 처리기와 스테레오 카메라 그리고 자유도 5의 로봇 팔로 구성된 INFANT, Ritter^[2]가 제안한 Top-

ology Conserving Map, Mel^[3]이 제안한 Murphy 등이 있으나 이들은 단순히 시각좌표와 로봇의 관절 좌표간의 Mapping, 즉 신경 회로망을 이용한 좌표변환^[1, 2, 3]이 주요 내용으로서, 로봇을 실제로 움직일 수 있는 서보(Servo) 명령이나 로봇의 동력학적 특성(Dynamics)에 대한 언급이 없다. 신경회로를 이용한 visual servo에 대한 시도로는 Miller가 CMAC을 이용하여 GE의 P5를 제어한 것이 대표적^[11]인데 이 경우에도 화상정보 이외에 관절각 정보를 사용하였다. 신경회로를 사용하지 않은 visual servo control로는 Weiss^[8]와 Koivo^[5]를 들 수 있다. Koivo는 visual 피드백과 AR(Auto-Regressive) 모델을 이용한 예측(prediction)으로 움직이는 물체를 잡는 것을 실험으로 보였다. Weiss에 대해서는 2장에서 다루겠다.

본 논문에서는 목표지점과 로봇간의 영상좌표 차이로부터 로봇의 서보 명령을 찾는 알고리즘과 영상 좌표계의 상태변수(State Variable)를 바탕으로 한 새로운 영상 동력학적 제어기(Dynamic Controller)를 제안하고자 한다. 제안된 제어구조에는 영상 서보 선형 제어기에 사용된 MLP(Multilayer Perceptron)^[6]와 영상 동력학적 제어기에 사용된 선형 Adaline인 두가지 신경회로망이 사용되었다. 제어기의 입력은 모두 화상 공간에서 주어지며 관절각 센서는 쓰이지 않는다. 이는 실제 사람이 화상 데이터에 의존하여 제어하는 것과 매우 유사한 제어 방식이라 볼 수 있다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. 제 2장에서 Image-Based Visual Servo Control의 기초에 대해 고찰하며, 제 3장에서는 신경 회로를 이용한 Image-Based Visual Servo 제어의 구조를 제안한다. 제 4장에서는 모의 실험 결과를 통한 제어구조의 성능을 알아보고, 마지막 5장에서는 결론 및 미래의 연구에 대하여 서술한다.

II. Image-Based Control Scheme의 기초

대부분의 로봇 제어에서 원하는 궤적은 관절각 위치와 관절각 속도의 시간열(Time Sequence)로 주어진다. 이와 같은 Joint-Based Scheme은 로봇트를 구동하는 각 관절 모터의 위치가 관절각 위치와 같으므로 제어명령을 주기에 가장 쉽고 일반적인 방법이라 할 수 있다. 그러나 이러한 Joint-Based Scheme의 경우에는 로봇트가 수행해야할 작업의 정의가 작업 공간에서 직접 주어진 것이 아니고 수행될 작업 공간이 관절각 공간으로 변환되어 다시 관절각 공간에서 작업의 정의가 이루어지므로 비록 관절각 센서로부터의 궤환은 있지만 실제 작업에 대해서는 정확하게 폐회로 제어라 말할 수 없다. 이것은 관절각 공간상의 오차를 아무리 작게 줄이도록 제어를 하

더라도 작업 공간상의 오차는 줄어들지 않을 수 있다는 것을 의미한다. 또한 작업 궤적이 임의로 변화할 때마다 이 작업 궤적을 관절 각 공간의 궤적으로 변환시키는 것은 불가능한 일이다. 그러므로 보다 정확하고 임의로 변화하는 작업 궤적을 추적할 수 있는 로봇 시스템을 위해서는 작업 궤적이 작업 공간상에서 직접 주어져야만 하고 로봇의 상태 변수도 작업 공간상의 변수로 표현되어야 한다.^[7]

카메라를 로봇 시스템의 센서로 이용한다면 카메라의 출력인 영상 좌표계가 작업 공간이 될 수 있으며 카메라에 비친 로봇의 영상으로부터 로봇의 상태 변수도 영상 좌표계 변수로 표현할 수 있다. 그러나 이러한 Image-Based Visual Servo Scheme에서 로봇의 서보 명령을 계산하기 위해서는 영상 좌표계 오차로부터 관절 각 좌표계 오차로의 변환을 알아야만 한다. 그림 1은 Image-Based Visual Servo Scheme 기본 구조이다. 본 논문에서는 이 좌표계 변환에 신경회로를 이용하여 보다 효율적이고 실현가능한 알고리즘을 제시한다.

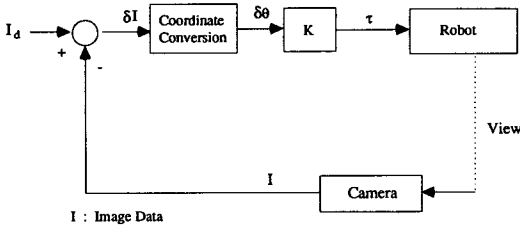


그림 1. 영상을 기초로한 제어구조
Fig. 1. Image-Based control scheme.

Image-Based Visual Servo의 예로 MRAC(Model Refrence Adaptive Control)를 기초로 한 Weiss의 제어구조^[8]를 소개한다. Weiss는 Image 센서로 로봇 팔끝에 장착한 카메라를 사용하였고 제어구조에서는 피드백(Feedback)되는 변수를 목표 물체의 Image Feature로 하였다. 피드백 되는 양이 Image Feature이므로 Reference 입력도 “Teach-by-Showing”에 의한 Image Feature로 주어져야만 한다. 이 제어구조에서는 각 Actuator에 대해서 독립된 MRAC 제어기를 사용했고, Feature Transform은 로봇 기구학과 영상처리에 의해 구할 수 있다고 가정했다. 각 Actuator는 과거 Feature들과 과거 제어명령들을 이용한 ARMA 모델로 가정되고 ARMA 모델의 Parameter 값들은 매 사이클마다 반복적으로 추정된다. 이 Parameter 값들이 구해지면 각 Actuator의 제어명령은 비교적 쉽게 계산할 수 있

다. 위 제어구조는 MIMO인 제어대상을 하나의 MRAC 제어기로 제어하는 것보다는 계산량이 적다는 장점이 있으나 실질적인 제어를 위해서는 여전히 계산량이 많고 복잡하며, 비선형인 Dynamics를 가진 MIMO 시스템을 단순한 ARMA 모델로 가정하기에는 한계가 있다. 이에 비해 본 논문이 제안하는 제어구조는 신경회로가 암시적으로 로봇의 동력학을 학습하므로 명시적인 시스템의 모델링이 필요없고, 학습이 된 이후에는 영상으로부터 바로 제어명령을 도출하므로 고속으로 제어명령을 발생시킬 수 있다.

III. 제안된 제어구조

이 장에서는 영상좌표를 기초로한 제안된 로봇 제어 시스템의 전체적인 구조와 기능에 대해 살펴 보기로 한다. 그림 2는 컴퓨터 모의실험된 전체 시스템의 환경을 보여준다. 제안된 제어 시스템의 모의 실험을 위해 로봇 모델로 PUMA560 3축 모의 실험기와 카메라 모델로 Perspective Transformation을 이용하였다.

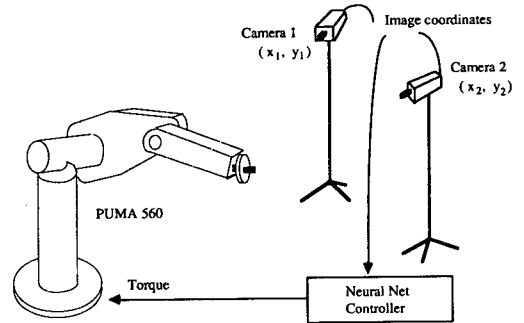


그림 2. 영상 좌표에 기초한 제어 시스템
Fig. 2. Control system based image coordination.

전체 제어 구조를 보여주는 그림 3에서 알 수 있듯이 전체 시스템의 입력은 영상 좌표계 (I_d : 영상 좌표계 위치, \dot{I}_d : 영상 좌표계 속도)에서 주어지며 제어 루프에서는 관절 센서는 쓰이지 않고 순수한 시각 센서만 이용된다. 전체 제어구조는 크게 영상 좌표계의 위치 오차와 속도 오차 ($I_d - I$: 이하 ΔI 라고 한다. $\dot{I}_d - \dot{I}$: 이하 $\Delta \dot{I}$ 이라 한다.)로부터 토크(Torque)를 발생하는 영상 서보 선형 제어기(Visual Servo Linear controller)와 매 샘플링 시간 마다 로봇의 동력학 특성을 추측하여 예상된 토크를 발생하는 영상 동력학적 제어기(Visual Dynamic Controller) 두 부분으로 나눌 수 있는데 그 중, 영상 동

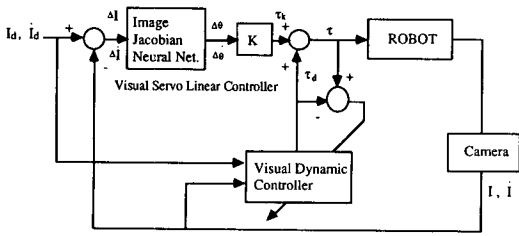


그림 3. 전체 제어구조
Fig. 3. Control architecture.

력학적 제어기에 의한 로봇의 동력학 특성의 추측은 영상 서보 선형 제어기가 한 Sampling Time안에 한번의 계산을 하는 동안 여러번 반복적으로 이루어진다. 이러한 작업은 매 Sampling Time 마다 반복되며 로봇의 입력 토크는 이 두 제어기의 출력을 더한 값으로 주어진다.

다음 각 절에서 두 제어기의 자세한 구조와 기능을 알아보기로 한다.

1. 영상 서보 선형 제어기(Visual Servo Linear Controller)

로봇이 원하는 궤적을 따라 움직이도록 하기 위해서는 기본적으로 관절각의 위치 오차와 각속도 오차인 $\Delta\theta$ ($=\theta_d - \theta$), $\Delta\dot{\theta}$ ($=\dot{\theta}_d - \dot{\theta}$)의 값들이 필요하다. 관절센서를 이용한 로봇 시스템에서는 이 값들에 적당한 상수 K_p, K_d 를 곱한 값이 PD제어기의 출력이 된다. 그러나 작업 환경 공간의 데이터를 기초로 하는 Visual Servo 시스템에서는 관절센서가 없고 시각 센서만을 이용하므로 $\Delta\theta, \Delta\dot{\theta}$ 의 값들을 직접 구할 수 없고 시각 센서를 통해 구할 수 있는 영상 좌표계의 오차 $\Delta I, \Delta \dot{I}$ 만을 가지고 좌표계 변환(coordinate Conversion)을 통해 $\Delta\theta, \Delta\dot{\theta}$ 의 값들을 구해야만 한다. 그러므로 영상 좌표 선형 제어기의 궁극적인 목표는 영상 좌표계의 변위 $\Delta I, \Delta \dot{I}$ 가 주어졌을 때 여기에 해당하는 관절각 좌표계의 변위 $\Delta\theta, \Delta\dot{\theta}$ 로 바꾸는 좌표계 변환을 구하는 문제로 귀착된다.

영상 좌표계의 변위로부터 관절각 좌표계의 변위를 계산하기 위해서는 우선 영상 좌표계에서 관절각 좌표계의 수 $\theta=f(I)$ ($\theta: 3 \times 1$ Vector, $I: 4 \times 1$ Vector)를 알아야 한다. 이 함수에는 로봇의 기구학과 카메라의 3차원 시각 알고리즘이 포함되어 있다고 볼 수 있다. 본 논문에서는 이 함수를 구현하기 위해 4개의 뉴론을 갖는 입력층, 32개의 뉴론을 갖는 1개의 은닉층(Hidden Layer), 그리고 활성화함수(Activation Function)^[6]가 선형이고 3개의 뉴론을 갖는 출력층으로 구성된 신경 회로망을 이용하였다. 그림 4는 제안된 영상 서보 선형 제어기에 사용된 다층 신경회로망의 구조이다. 이 신경 회

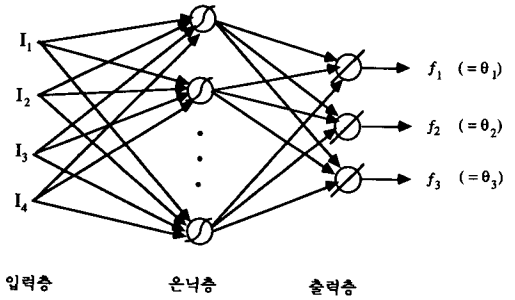


그림 4. 영상 서보 선형 제어기에 사용된 신경 회로망의 구조

Fig. 4. Neural network used in visual servo linear controller.

로망의 학습은 Random하게 발생한 θ 와 이 각으로 움직인 로봇의 끝점을 카메라로부터 읽은 값 I 를 각각 원하는 입출력 데이터 패턴으로 하여 역전파(Backpropagation)^[6,7] 학습 방법으로 이루어졌다.

신경회로망의 학습이 끝나면 구하고자 하는 $\Delta\theta, \Delta\dot{\theta}$ 는 다음 식들로 주어진다.

$$\Delta\theta = \frac{\partial f}{\partial I} \Delta I \tag{1}$$

$$\Delta\dot{\theta} = \frac{\partial^2 f}{\partial I \partial t} \Delta I + \frac{\partial f}{\partial I} \Delta \dot{I} \tag{2}$$

위 식에서 신경망으로 이루어진 함수 f 의 1차, 2차 미분은 3×4 행렬로 구성되어 있고 각각의 원소(Element)는 다음과 같다.

$$i, j \text{ element of } \frac{\partial f}{\partial I} = \frac{\partial f_j(I)}{\partial I_i} \tag{3}$$

$$i, j \text{ element of } \frac{\partial^2 f}{\partial I \partial t} = \sum_k \frac{\partial^2 f_j(I)}{\partial I_i \partial I_k} \dot{I}_k \tag{4}$$

여기에서 $f_j(I)$ 는 신경회로망의 j 번째 출력이며, I_i 는 i 가 1, 2 일때 각각 카메라 1의 수평, 수직 좌표이고, i 가 3, 4 일때 각각 카메라 2의 수평, 수직 좌표이다. 위 식에서 구한 $\Delta\theta, \Delta\dot{\theta}$ 는 Fixed gain Linear Controller의 입력으로 주어지며 다음 식으로부터 토크가 계산되어 영상을 기초로한 기본적인 로봇 제어가 가능하다.

$$\tau_k = K_p \Delta\theta + K_d \Delta\dot{\theta} \tag{5}$$

2. 영상 동력학적 제어기 (Visual Dynamic Controller)

이 장에서는 선형 함수를 모델할 수 있는 Adaline 회로 [6, 7]를 이용하여 국소선형화(Locally Linearized)된 로봇의 동력학적 모델을 기초로한 제어기에 대해 설명한다. 로봇의 동력학적 특성은 상태 변수 $s(=\theta, \dot{\theta})$ 에 대해서 일반적으로 다음과 같은 비선형 상태방정식으로 표현 될 수 있다.

$$\dot{s} = g_a(s, \tau) \tag{6}$$

여기에서 τ 는 로봇에 가해지는 토크 입력이다. 위 식의 관절각 좌표계 상태 변수 s 는 영상 좌표계와 대응 관계가 있으므로 로봇의 동력학적 특성을 영상 좌표계의 상태변수 $x(=I, \dot{I})$ 로도 나타낼 수 있고 이것의 이산 상태방정식은 다음과 같다.

$$x(k+1) = g(x(k), \tau(k)) \tag{7}$$

이 방정식은 상태변수의 어떤 특정한 동작점(Operating Point) 부근에서는 선형 방정식으로 근사시켜 나타낼 수 있고 동작점이 바뀔 때마다 매번 선형 방정식의 계수를 찾을 수 있으면 전 범위의 상태 변수에 대해 위의 상태 방정식을 다음과 같이 나타낼 수 있다.

$$\begin{aligned} x(k+1) &= M1(k)x(k) + M2(k)\tau(k) \\ \text{or } \tau(k) &= K1(k)x(k) + K2(k)x(k) \end{aligned} \tag{8}$$

위 선형화된 상태 방정식을 나타내기 위해 $\tau(3 \times 1 \text{ Vector})$ 를 출력으로 하고 $x(k+1)(8 \times 1 \text{ Vector})$ 과 $x(k)(8 \times 1 \text{ Vector})$ 를 입력으로 하는 16×3 Adalin 회로를 이용하였다. 그림 5는 사용된 Adaline 회로의 구조이다.

Adaline 회로는 제어 루프에서 매 샘플링 시간마다 여러번의 반복을 거쳐 매번 학습이 되므로 동작점이 바뀔 때마다 선형화된 상태 방정식의 계수 행렬(Matrix) $K1, K2$ 를 찾을 수 있다. Adaline 회로의 학습은 다음과 같은 반복 과정으로 이루어진다. 한 제어 사이클이 시작되기 전의 상태변수와 제어 사이클이 끝난 후의 상태변수를 Adaline 회로의 입력으로 하고 그 제어 사이클 동안 가해진 토크를 원하는 출력으로 하면 한 제어 사이클동안에 하나의 입출력 패턴을 얻을 수 있다. 이와같은 방법으로 얻어진 바로 전의 입출력 패턴과 현재의 입출력 패턴을 바탕으로 매 Sampling Time마다 20번 정도의 반복으로 Adaline 회로의 학습이 이루어진다. 매번 학습이 끝난 후에는 Adaline회로의 입력중, 학습시 $x(k+1)$ 이 가해

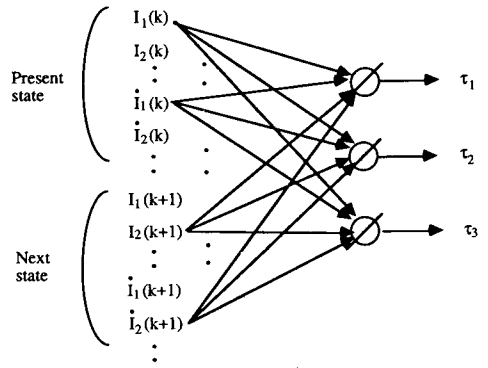


그림 5. 영상 동력학적 제어기에 사용된 Adaline Network의 구조

Fig. 5. Adaline network used in visual dynamic controller.

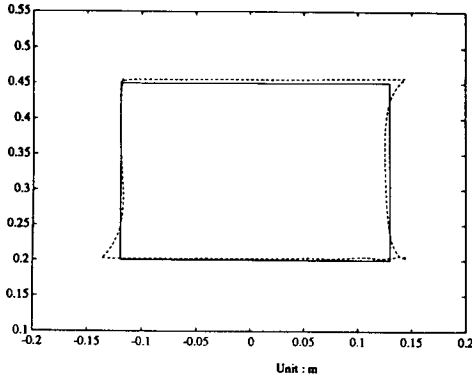
졌던 입력단에 원하는 상태변수 x_d 를 가해주면 원하는 상태로 갈 수 있는 토크를 계산할 수 있게 된다.

IV. 모의실험 결과

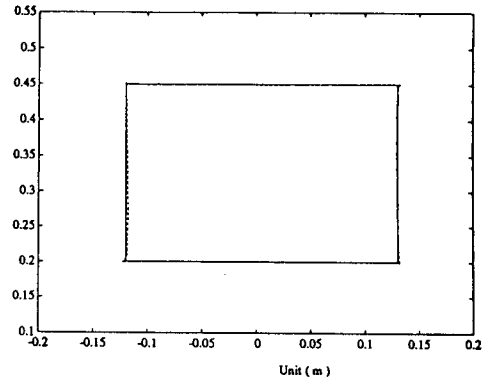
앞에서 언급되었듯이 제안된 제어 시스템에서의 모든 입력 명령은 영상 좌표계에서 주어져야 한다. 이를 위해, 로봇트가 움직이고자 하는 실제 직교 좌표계의 궤적이 카메라를 통해 영상 좌표계로 옮겨진 후 영상 좌표계에서 직접 원하는 궤적이 주어진다. 다층 신경 회로에 의한 영상 좌표 공간과 관절각 좌표 공간 사이의 Mapping은 PUMA560의 실제 직교 좌표 작업 공간에서 x, y, z 축 변위가 각각 0.5(m)인 정육면체 공간 안의 범위에서 이루어졌다. 영상 서보 선형 제어기에 사용한 신경망은 2000회, Adaline 회로는 매 sampling time마다 20회의 반복학습이 이루어졌다.

모의 실험은 제안된 제어 구조중 영상 서보 선형 제어기만으로 제어했을 경우와 영상 동력학적 제어기와 같이 제어했을 경우에 대해 PUMA560의 로봇트가 XY평면에 한 변이 0.25(m)인 정사각형 궤적과 지름이 0.2(m)인 XY 평면상의 원을 각각 4초 동안에 그리도록 하였고, 또 고속 주행 성능을 알아보기 위해 같은 크기의 원을 1초 동안에 그리도록 하였다. 제어 루프의 Sampling Time은 10(msec)로 하였다.

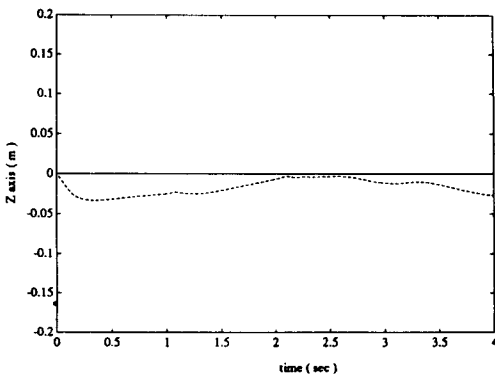
그림 6(a)는 영상 서보 선형 제어기만으로 제어된 PUMA560의 XY 평면상의 사각형 궤적이고, 그림 6(b)는 Z축 궤적이며 이때의 RMS오차는 0.012(m)이다. 그림 7은 영상 동력학적 제어기로 보상된 로봇트의 XY 평면상의 사각형 궤적과 Z축 궤적이며 RMS 오차는



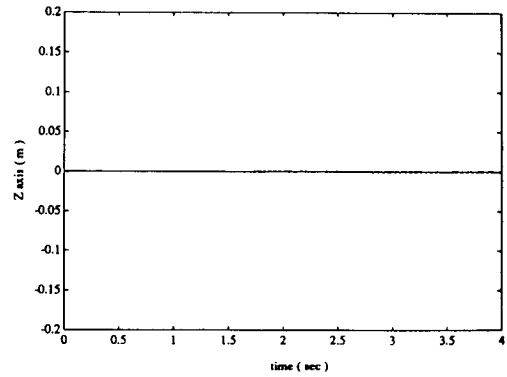
(a) XY 평면 궤적



(a) XY 평면 궤적



(b) Z축 궤적



(b) Z축 궤적

그림 6. 영상 서보 선형 제어기만으로 제어된 사각형 궤적

Fig. 6. Rectangular trajectory controlled by visual servo linear controller.

그림 7. 영상 동력학적 제어기로 보상된 사각형 궤적

Fig. 7. Rectangular trajectory controlled by visual dynamic controller.

0.0017(m)로 앞의 경우보다 성능이 좋아지는 것을 볼 수 있다.

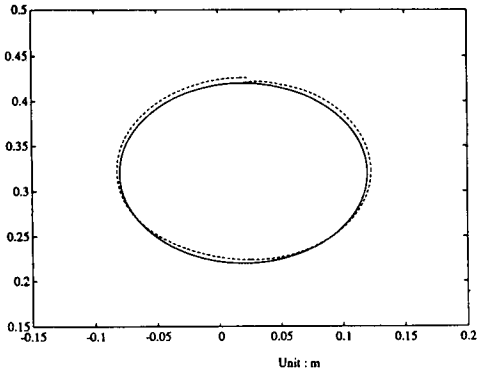
그림 8(a)는 영상 서보 선형 제어기만으로 제어된 PUMA560의 XY 평면상의 원 궤적이고, 그림 8(b)는 Z축 궤적이며 이때의 RMS 오차는 0.0098(m)이다. 그림 9는 영상 동력학적 제어기로 보상된 로봇의 원 궤적과 Z축 궤적이며 RMS 오차는 0.0009(m)로 가장 좋은 성능을 보인다.

그림 10과 그림 11은 영상 좌표계의 상태 변수만으로 로봇의 Dynamics를 고려하였을 때의 성능을 보기 위해 지름이 0.2(m)인 원을 1초의 빠른 속도로 돌게 하였을 때의 XY 평면상 궤적과 Z축 궤적이다. 그림 10은 영상 서보 선형 제어기만으로 제어된 원 궤적으로 RMS 오차는 0.02(m)이고, 그림 11은 동력학적 제어기로 보상된 원 궤적으로 RMS 오차는 0.0035(m)이다. 두 그림을

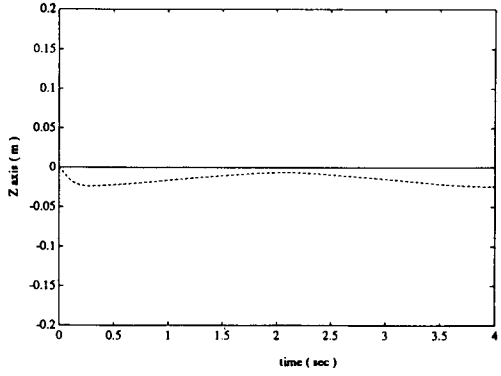
비교해 보면 영상 동력학적 제어기에 의해 로봇의 Dynamics가 많이 보상됨을 알 수 있다. 그러나 기본적으로 센서의 해상도로 부터 기인하는 오차는 피할 수 없고 또 정확한 제어를 위해서는 고속으로 영상을 얻고 처리할 수 있는 영상 센서가 필요하다.

V. 결론 및 미래의 연구

본 논문에서는 카메라로부터 얻을 수 있는 영상 좌표계 변수들을 기초로 하여 신경 회로망을 이용한 로봇의 동력학적 시각 서보 제어를 보였다. 신경 회로망은 여러 가지 복잡한 좌표 변환이 포함되어 있는 함수를 입력력 관계만으로 근사시킬 수 있고 기존의 수학적인 모델로 여러번의 비선형 좌표 변환을 거친 함수를 표현할 때 발생하는 누적 오차를 줄일 수 있다는 장점이 있다. 또한



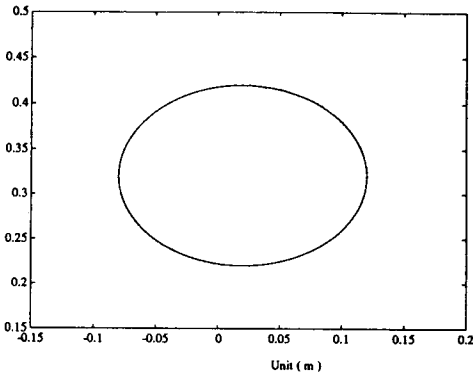
(a) XY 평면 궤적



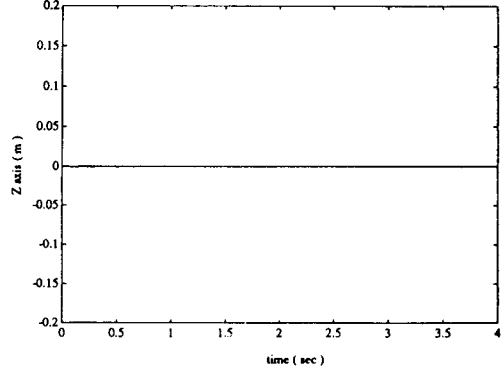
(b) Z축 궤적

그림 8. 영상 서보 선형 제어기만으로 제어된 원 궤적

Fig. 8. Circular trajectory controlled by visual servo linear controller.



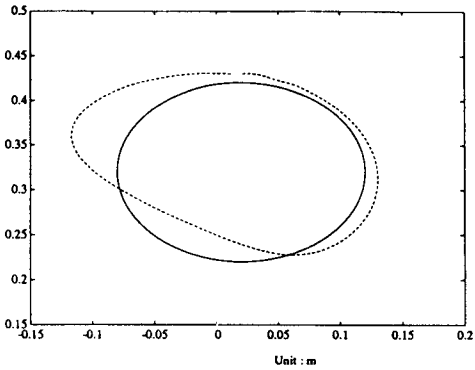
(a) XY 평면 궤적



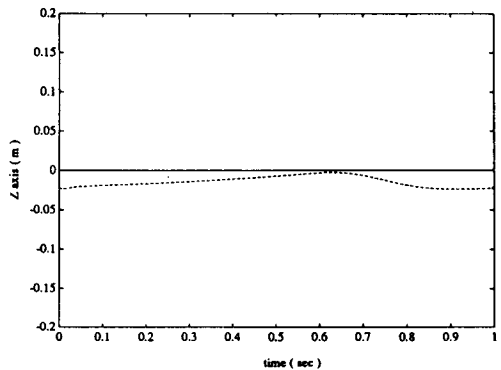
(b) Z축 궤적

그림 9. 영상 동력학적 제어기로 보상된 원 궤적

Fig. 9. Circular trajectory controlled by visual dynamic controller.



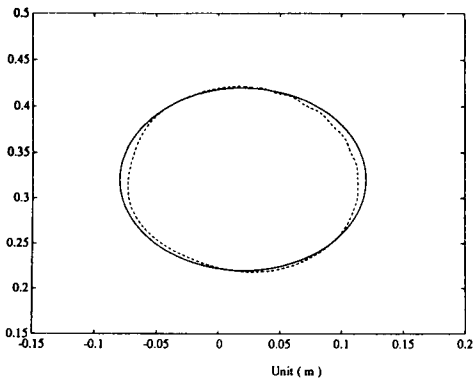
(a) XY 평면 궤적



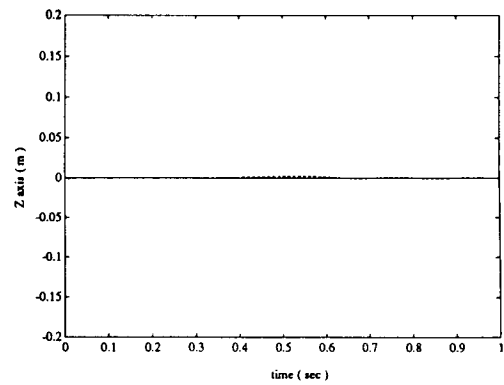
(b) Z축 궤적

그림 10. 고속에서 영상 서보 선형 제어기만으로 제어된 원 궤적

Fig. 10. Circular trajectory controlled by visual servo linear controller at high speed.



(a) XY 평면 궤적



(b) Z축 궤적

그림 11. 고속에서 영상 동력학적 제어기로 보상된 원 궤적

Fig. 11. Circular trajectory controlled by visual dynamic controller at high speed.

Sigmoid로 이루어진 신경 회로망의 활성화함수는 좋은 일 변화 특성으로 안정된 미분값을 취할 수 있으므로 본문에서는 신경 회로망 함수의 1, 2차 미분을 무리없이 사용할 수 있었다.

로봇의 시각 서보 제어는 정해진 궤적에 대한 목표 지점의 역 기구학 해에 의해 제어되는 관절각 서보 제어와는 달리 임의로 변화되는 궤적에 대해 그때마다 추종해 갈 수 있는 적응 능력이 있다. 이는 기술자의 행동이 카메라를 통해 로봇의 입력 명령으로 주어졌을 때 이를 로봇트가 모방하도록 하는 기술 습득 시스템(Skill Acquisition System)의 방법론을 제시 해주기도 한다. 그러나 이를 위해 필요한 실시간 영상처리와 실시간 학습을 위한 신경 회로망의 하드웨어 구현은 아직도 남아있는 과제이다.

실시간에 영상 좌표를 얻을 수 있는 방법으로 PSD (Position Sensitive Detector)의 이용을 생각해 볼 수 있다. 카메라가 한 Frame을 얻는데 약 30(msec)의 긴 시간이 걸리고 출력 또한 양자화 오차의 소지를 가지고 있는 반면에 PSD는 출력이 전압 혹은 전류인 Analog양이므로 고속으로 위치정보를 얻을 수 있다. PSD가 로봇 시스템에 응용된 예^[16]가 있기는 하나 그 효용성을 완전히 검토한 상황은 아니다. 로봇트의 작업 환경 공간 센서로 PSD가 사용된다면 기존의 어느 센서보다 좋은 Performance를 낼 수 있으리라고 본다.

參 考 文 獻

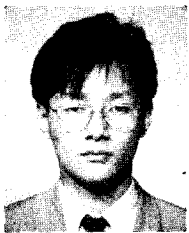
[1] M. Kuperstein, "INFANT neural controller for adaptive sensory-motor coordination,"

Neural Networks, vol. 4, no. 2, pp. 131-146, 1991.

- [2] H. J. Ritter, T. M. Martinetz, and K. J. Schulten, "Topology-conserving maps for visuo-motor-coordination," *Neural Networks*, vol. 2, no. 3, pp. 159-168, 1989.
- [3] B. W. Mel "MURPHY: A robot that Learns by Doing," *Neural Information Processing System*. pp. 544-553, 1988.
- [4] W. T. Miller, III, "Sensor-based control of robotic manipulators using a general learning algorithm," *IEEE J. Robotics and Automation*, vol. RA-3, no. 2, pp. 157-165, April 1987.
- [5] A. J. Kovio, N. Houshangi, "Real-time vision feedback for servoing robotic manipulator with self-tuning controller," *IEEE Trans. Systems, Man, and Cybernetics*, vol. 21, no. 1, pp. 134-142.
- [6] Y. H. Pao, *Adaptive Pattern Recognition and Neural Networks*, Addison-Wesley, 1989.
- [7] J. J. Craig, *Introduction to Robotics: Mechanics and Control*, Addison Wesley, 1989.
- [8] L. E. Weiss, A. C. Sanderson, and C. P. Neuman, "Dynamic Sensor Based Control of Robots with visual Feedback," *IEEE J. Robotics and Automation*, vol. RA-3, no. 5, pp. 404-417, 1987.
- [9] K. S. Narendra and K. Parthasarathy, "Identification and control of dynamical systems using neural networks," *Neural Net-*

- works, vol. 1, no. 1, pp. 4-27, 1990.
- [10] T. M. Martinetz, H. J. Ritter, and K. J. Schulten, "Three dimensional neural net for learning visuomotor coordination of robot arm," *Neural Networks*, vol. 2, no. 3, pp. 159-168, 1989.
- [11] W. T. Miller, III, "Real-time application of neural networks for sensor based control of robots with vision," *IEEE Trans. Systems Man, and Cybernetics*, vol. 19, no. 4, pp. 825-831, Oct. 1989.
- [12] H. Miyamoto, M. Kawato, T. Setoyama, and r. suzuki, "Feedback-Error-Learning neural network for trajectory control of a robotic manipulator," *Neural Networks*, vol. 1, no. 3, pp. 251-266, 1988.
- [13] W. T. Miller, III, R. P. Hewes, F. H. Glanz, and L. G. Kraft, III, "Real-time dynamic control of an industrial maipulator using a Neural-Network-Based learning controller," *IEEE Trans. Robotics and Automation*. vol. 6, no. 1, pp. 1-9, Feb. 1990.
- [14] 오세영, "신경회로의 로봇트 및 자동화 응용," 전자공학회지, 제 18권 제6호, pp. 29-38, 1991년 10월.
- [15] 우운택, 정홍, "신경 회로망을 이용한 매니플레이터의 목표물 추적" 한국정보과학회 논문지, 제 18권 제2호, 1991.
- [16] 김원수, 박용길, 조형석, 광윤근, "PSD센서를 사용한 로봇트 추적오차의 실시간 측정에 관한 연구," 한국자동제어학술회의 논문지, pp. 433-437, 1988.

 著 者 紹 介



朴 宰 爽 (正會員)

1967年 9月 29日生. 1986年 3月~1990年 2月 한국과학기술대학교 전자 전산학사 졸업. 1990年 3月~1992年 2月 포항공대 대학교 전자전기 석사 졸업. 현재 대우전자(주) 시스템사업부 SI팀 근무. 주관심분

야는 Neural Network, Dynamic Control of Robot Adaptive Control, Robot Vision 인공지능 시스템 등임.

吳 世 泳 (正會員) 第28卷 B編 第9號 參照

현재 포항공대 전자전기학과
부교수